

고객의 잠재가치에 기반한 증권사 수수료 정책 연구

신형원^{1*} · 손소영²

¹삼성경제연구소 / ²연세대학교 컴퓨터 과학·산업시스템 공학과

Analysis of Brokerage Commission Policy based on the Potential Customer Value

Hyung Won Shin¹ · So Young Sohn²

¹Samsung Economy Research Institute, Seoul, 140-702

²Dept. of Computer Science and Industrial Systems Engineering, Yonsei University, Seoul, 120-749

In this paper, we use three cluster algorithms (K-means, Self-Organizing Map, and Fuzzy K-means) to find proper graded stock market brokerage commission rates based on the cumulative transactions on both stock exchange market and HTS (Home Trading System). Stock trading investors for both modes are classified in terms of the total transaction as well as the corresponding mode of investment, respectively. Empirical analysis results indicated that fuzzy K-means cluster analysis is the best fit for the segmentation of customers of both transaction modes in terms of robustness. We then propose the rules for three grouping of customers based on decision tree and apply different brokerage commission to be 0.4%, 0.45%, and 0.5% for exchange market while 0.06%, 0.1%, 0.18% for HTS.

Keywords: customer segmentation, K means clustering, SOM, fuzzy K means

1. 서론

한국의 증권시장은 1998년 이후 증권 거래 대금이 크게 증가해, 2002년 일평균 거래대금이 3조4,000억원에 이르고 있다. 또한 거래대금을 바탕으로 한 증권사의 수수료 수입 역시 크게 증가하여 1998년 약 5천억원이었던 수수료 수입이 2001년에는 3조 4천억원에 이르고 있으며 이 중 41.6%는 온라인 거래 수수료가 차지하고 있다. 2002년 국내 36개 증권사의 평균 수수료 수입은 영업 수익의 약 53%를 차지하여 증권사의 주 수입원이 되고 있어 수수료 정책의 중요성이 매우 크다. 그러나 기존의 증권사별 수수료 정책은 1회 매매당 거래금액을 기준 (based on transaction)으로 일정금액 이상의 거래에 대한 수수료를 할인하는 정책을 사용하고 있으며 고객을 기준(based on customer)으로 한 차등 수수료 정책을 적용하고 있지는 않다. 이는 우수고객 1명의 수익성이 비우수고객의 수익성과 비교하여 어느 정도의

가치를 지니는가에 초점을 맞추어, 우수고객을 선정하고 수수료를 조정할 경우 가져오는 이익증대 효과를 간과하는 것이다. 실제로 Hartfeil(1999)의 연구에서는 우수고객 20%가 기업이익의 100% 이상을 차지하며 나머지 80% 고객은 회사에 이익을 저해한다는 주장을 하기도 하였다. 또한 Hunt(1999)는 보험회사들의 요금체계 문제에 있어서 모든 전체 고객들에게 일률적 가격을 책정하는 것이 아니라, 고객 세분화를 통하여 거래 횟수가 아닌 고객의 가치에 맞춘 서비스를 추구하여야 한다는 주장을 하였다. 이를 위하여 A 증권사의 고객 샘플 데이터에 대하여 군집분석을 이용한 고객 세분화(customer segmentation)를 실시하고 이를 바탕으로 의사결정나무를 이용한 차등수수료 부가를 위한 접점을 찾고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 사용된 군집분석 방법과 분석 결과의 성능을 측정하는 방법에 대하여 살펴보고, 3장에서는 군집분석 방법을 통한 A 증권사의 고객 세분화(최

*연락처 : 신형원, 140-702 서울시 용산구 한강로 2가 191 국제센터빌딩 8층 삼성경제연구소, Fax : 02-2780-8018
E-mail : won@seri.org

우수고객, 우수고객, 일반고객)를 수행하였다. 4장에서는 가장 우수한 성능을 보인 군집분석 결과를 바탕으로, 의사결정나무를 이용하여 고객이 세분화된 점점을 분석하였다. 5장에서는 제안된 수수료 정책과 기존의 수수료 정책을 비교하고, 마지막으로 6장에서는 결론과 향후 연구과제를 기술하였다.

2. 고객 세분화를 위한 군집분석과 성능평가 방법

고객을 세분화하는 방법으로 본 연구에서 사용된 군집분석 방법으로는 처리속도가 빨라 대용량 데이터의 분석에 적합한 K-평균법, 음성인식, 문자인식, 구문분석 등 다양한 분야에 응용되는 비지도 학습 신경망인 SOM (Self Organizing Map), 각 관측치별로 여러 군집들에 대한 다른 소속정도를 준 퍼지군집방법으로 fuzzy K-평균법을 사용하였다.

위의 세 가지 군집분석 후, 성능을 비교하기 위한 척도로서 각 군집 내에 데이터가 얼마나 밀집되어 있는지를 분석함으로써 알 수 있다. 본 연구에서는 군집 개수가 사전에 알려졌을 때 적용이 편리하고 빠른 연산을 수행하여 널리 쓰이는 Michaud (1997)가 사용한 Intra-Cluster 측정방법을 사용하였다. 이 방법은 m개의 속성을 가진 i 번째 관측치를 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 와 같이 벡터로 나타내면 n_k 개의 원소들을 갖는 k번째 군집 L_k 의 평균은 다음과 같이 정의된다.

$$\bar{X}_k = (\bar{x}_{k1}, \bar{x}_{k2}, \dots, \bar{x}_{km}),$$

$$\text{where } \bar{x}_{ka} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in L_k} x_{ia}, \quad a = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

군집 L_k 의 Inter-Cluster Inertia는 $I_k = \sum_{i \in L_k} (x_{ia} - \bar{x}_{ka})^2$ 으로 정의된다.

마지막으로, p개의 군집에 대하여 Intra-Cluster Inertia F(P)는 다음과 같다.

$$F(P) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^p n_k I_k = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^p \sum_{i \in L_k} \sum_{a=1}^m (x_{ia} - \bar{x}_{ka})^2 \quad (2)$$

3. 증권사 고객의 세분화를 위한 분석

본 장에서는 A증권사의 기초적 고객 특성을 파악하기 위하여 99년 7월~10월 간 거래한 랜덤하게 추출된 고객 3,000명을 대상으로 고객 특성을 파악하기 위한 기초적 분석과 고객 세분화를 시행하였다. 분석대상이 되는 증권 거래매체는 크게 객장 이용고객과 HTS 이용고객으로 나누었다. 이는 HTS 이용고객의 경우, 직원의 도움 없이 본인이 직접 매수, 매도를 함으로 객장 이용고객과는 구분되며 세분화된 고객별 목표 마케팅을 하기 위한 전략으로 유용하므로 거래 매체에 따른 분석을 실시하였다.

세분화를 위한 군집분석에 사용된 변수는 객장 매체의 경우, 총 체결금액과 객장 약정금액이며 HTS 매체의 경우 총 체결금

액과 HTS 약정금액이다. 여기서 나이, 성별 등 인구통계학적 변수를 차등 수수료율 정책에 반영하는 것은 불합리하므로 배제하였다. 또한 고객이 증권사에 지불하는 수수료 액수는 총 체결 금액과 매체별 약정금액 변수에 포함되어 있으며 거래 횟수 변수는 많고 적음이 증권사의 수익에 영향을 미치지 못함으로 배제하였다. 총 체결금액을 두 매체에 모두 사용한 이유는, 한 고객이 두 매체를 균등하게 사용할 경우, 매체별 사용 비율이 비슷하여 매체별 우수고객군에서 제외되는 고객이 없도록 하기 위함이다. 군집의 개수는 고객등급을 다르게 하여 수수료 정책을 다양화 하는 데 한계성을 고려하여 고객을 3개 군으로 세분화하였다. 각 방법별로 세분화 결과를 살펴보면 다음과 같다.

- K-평균법 : 객장 이용고객의 세분화와 HTS 이용고객의 세분화를 통해 나타난 K-평균법의 특징은 최우수고객의 수가 매우 적도록 군집화하고 있음을 알 수 있었다.
- SOM : 학습계수를 0.1로 사용한 SOM을 이용한 군집분석은 우수고객의 수가 K-평균법에 비하여 매우 크다는 특징이 있었다.
- 퍼지 K-평균법 : 지수가중치 값은 1.2, 1.5, 1.8로 바꾸어 가며 사용한 결과, 가장 적합한 것으로 나타난 1.2를 사용하였다. fuzzy K-평균법은 우수고객의 수는 크며 최우수고객의 수는 작은 특징을 가지고 있다.

이상의 분석결과를 정리하면 K-평균법은 최우수고객을 극소수로 하는 경향이 있으며 SOM 방법은 우수고객이나 최우수고객의 수가 많도록 군집을 형성한 특징이 있다. fuzzy K-평균법은 다른 두 기법의 중간 정도의 군집 내 관측치 숫자를 보였다.

다음 장에서는 세 가지 분석기법의 군집 내 분산 정도에 따라 군집화 성능을 비교하였다.

4. 군집분석 간 성능비교 및 점점분석

본 장에서는 연구에 사용된 군집분석 방법에 따라, 유사한 특성을 가진 관측치 간 그룹화를 얼마나 잘 하였는지 알아보았다. 식 (2)을 통하여 각 cluster별 intra-cluster Inertia를 측정하면 <표 1>와 같다.

표 1. 군집분석 방법에 따른 Intra-Cluster Inertia

군집분석 방법 및 이용매체		Intra-Cluster Inertia
K-평균법	객장	7.2685E17*
	HTS	1.09E18
SOM	객장	1.04394E18
	HTS	1.12E19
Fuzzy K-평균법	객장	7.29E17
	HTS	9.55E17*

* 굵은체는 매체별로 가장 우수한 군집분석 방법의 Intra-Cluster Inertia 값

Intra-Cluster 방법에 따라 분석한 결과를 비교하면, 객장 이용 고객 세분화의 경우, K-평균법이 군집 내 분산이 가장 작아 우수한 것으로 나타났으며 HTS 이용 고객의 세분화의 경우는 Fuzzy K-평균법이 가장 우수한 것으로 나타났다.

이상의 분석결과에서 최우수고객으로 분류되는 데이터 중 특이하게 총 체결금액이 큰 고객(월평균 약 140억)은 전체 고객을 세분화 하는 데 분석결과에 크게 영향을 미칠 수 있다. 따라서 이 고객을 제외하고 2,999명의 고객을 대상으로 세분화하

여 분석결과와 차이를 비교하였다. 분석결과, Fuzzy K-평균법은 특이고객을 제외하지 않은 결과와 제외한 결과가 Intra-Cluster Inertia 관점에서 큰 성능 차이가 나지 않으므로 상대적으로 안정적이라 볼 수 있었다.

전반적으로 우수한 군집성능을 유지하는 fuzzy K-평균법에 근거한 고객 세분화 접점을 파악하기 위하여 <그림 1>과 <그림 2>와 같이 학습용과 검증용에 각각 70%, 30%씩 할당하여 의사결정나무(CART)를 사용하였다(tree 해석 생략).

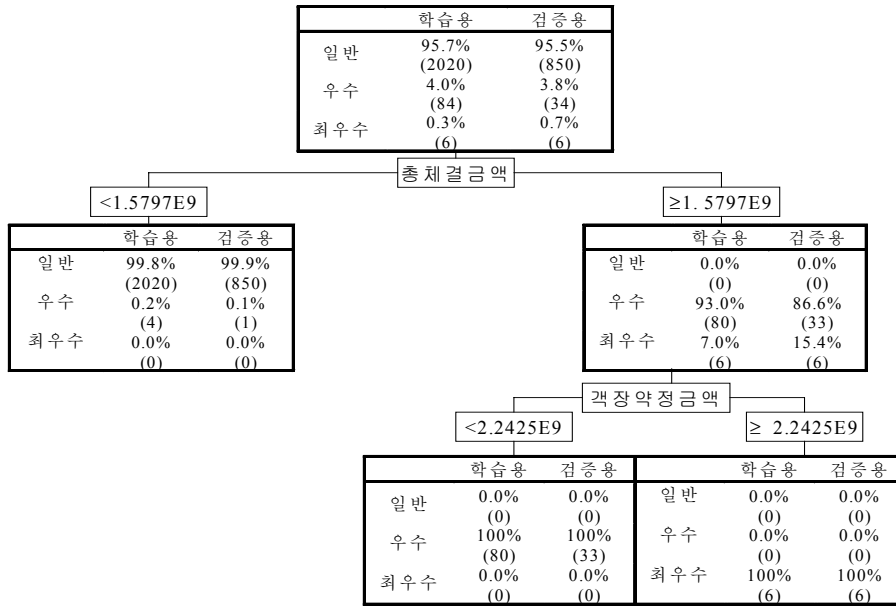


그림 1. 의사결정나무를 이용한 객장 이용고객의 세분화 접점.
(단위: 원, 괄호 안의 숫자는 해당 고객군의 명수)

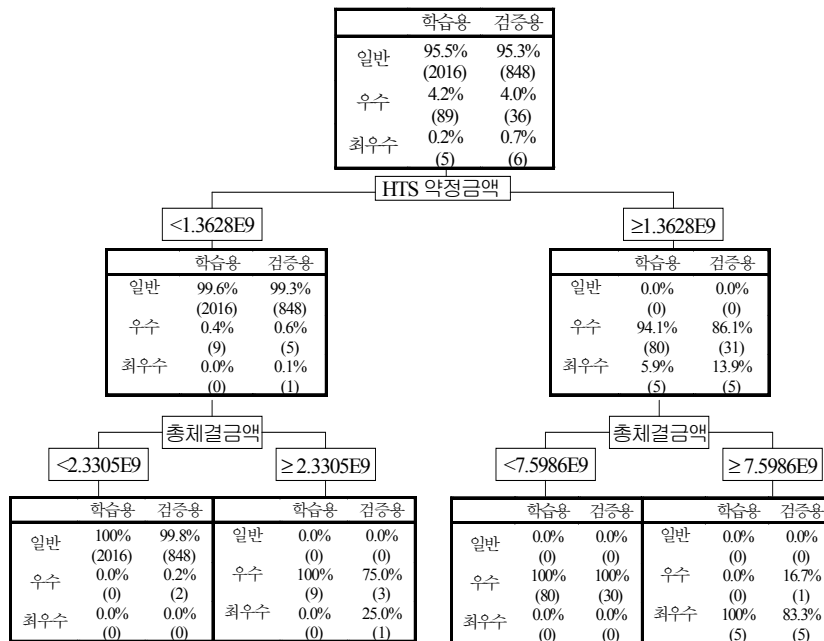


그림 2. 의사결정나무를 이용한 HTS 이용고객의 세분화 접점.
(단위: 원, 괄호 안의 숫자는 해당 고객군의 명수)

5. 제안된 수수료 정책과 기존 수수료 정책의 비교

본 연구에서 제시하는 고객별 차등 수수료 정책은 기존 고객의 이탈(Churn)을 방지하는 효과를 가지고 올 수 있어 장기적 효과가 클 것으로 기대된다. 그러나 단기적 입장에서 볼 때, 기존의 1회 거래당 액수에 따른 차등 수수료 정책의 수입과 본 연구에서 제시하는 고객의 누적거래 액수에 따른 고객별 차등 수수료 정책의 수입의 차이를 근소하게 할 수 있는 수수료율을 살펴볼 필요가 있다. 따라서 <표 2>, <표 3>과 같이 기존의 A 증권사의 수수료 체계를 반영한 경우의 수수료 수입과 본 연구에서 우수한 성능을 보인 Fuzzy K-평균법을 기반으로 하여 의사결정나무에 의한 접점을 바탕으로 일정한 수수료를 적용했을 때의 수수료 수입을 비교하였다.

<표 4>의 수수료율을 바탕으로 가장 안정적 성능을 보인 Fuzzy K-평균법을 이용하여 두 거래매체에 따른 증권사의 수수료 수입을 기존 수수료 정책의 수입과 비교하면 <표 3>과 같다.

<표 5>와 같이 제안된 최우수고객, 우수고객, 일반고객의 수수료를 객장의 경우 각각 0.4%, 0.45%, 0.5%로하고, HTS의 경우 각각 0.06%, 0.1%, 0.18%로 하였을 때 기존의 정책과 유사한 수수료 수입을 얻게 된다. 그러나 고객별 차등 수수료 정책은 최우수고객과 우수고객의 이탈을 방지하는 효과를 가져올 수 있으므로 장기적으로 높은 기대수익을 가지고 있다고 볼 수 있다.

표 2. A증권사의 기존 객장 수수료율

거래대금	수수료
2 억 이하	0.5%
2억초과 5억 이하	0.45% + 1,000원
5억초과	0.4% + 500원

표 3. A증권사의 기존 HTS의 수수료율

거래대금	수수료
250만원 미만	0.23%
250만원 이상 500만원 미만	0.19% + 1,000원
500만원 이상 1,000만원 미만	0.17% + 500원
1,000만원 이상 3,000만원 미만	0.15%
3,000만원 이상	0.09%

표 4. A증권사의 차등 수수료 적용시 제안된 수수료율

구분	객장 수수료	HTS 수수료
일반고객	0.5%	0.18%
우수고객	0.45%	0.1%
최우수고객	0.4%	0.06%

표 5. 수수료 정책에 따른 수수료 수입의 차이

(단위 : 원)

구분	기존 수수료 정책의 수입	제안된 수수료 정책의 수입
객장	1,473,640,285	1,428,058,209
HTS	1,349,532,283	1,356,896,165
총 수수료	2,823,172,568	2,784,954,374

6. 결론

본 연구는 증권사의 고객의 거래 데이터를 바탕으로 고객별 차등 수수료를 적용하기 위한 세가 지 군집분석 방법을 적용하고 이의 결과를 비교하였다. 이는 기존의 거래금액 중심의 차등수수료와 달리, 고객의 누적 거래금액을 바탕으로 한 고객별 차등수수료를 적용한다는 점에서 기존의 증권사에서 실시하는 차등수수료 정책과 차이가 있다. 이상과 같이 1회 거래 시 금액기준이 아닌 고객을 기준으로 한 차등 수수료율 정책은 우수고객의 이탈방지와 유치 가능성을 고려할 때 잠재적 효과가 클 것으로 기대된다.

참고문헌

- Bezdek, J. C.(1981), Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, New York, Plenum.
- Hartfeil, G. (1996), Bank one measures profitability of customers, not just products, Journal of Retail Banking Services, 18(2), 23-29.
- Huang, Z. and Ng, M.K.(1999) Fuzzy K-modes Algorithm for Clustering Categorical Data, IEEE Transaction on Fuzzy System, 7(4), 446-452.
- Hunt, P. (1999), The pricing is right, Canadian Insurance Statistics, 26-28.
- Michaud, P.(1997), Clustering techniques, Future Generation Computer System, 13, 135-147.
- Nair, G. J. and Narendran T.T.(1997), Cluster goodness: A new measure of performance for cluster formation in the design of cellular manufacturing systems, International Journal of Production Economics, 48, 49-61.